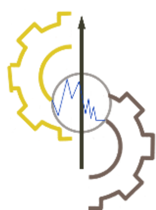
E-ISSN: 2717-4581 | P-ISSN: 2783-1345



Innovation Management and Operational Strategies

www.journal-imos.ir

Inov. Manage. Oper. Stra. Vol. 3, No. 1 (2022) 12–31.





Paper Type: Original Article

Typology of Personalization in Recommender Systems

Marziyeh Nourahmadi[1], Hojjatollah Sadeqi[2,*]

[1] Department of Financial Engineering, Faculty of Economic, Management and Accounting, Yazd University, Yazd, Iran; mnourahmadi@ut.ac.com.
[2] Department of Finance and Accounting, Faculty of Management and Economics, Yazd University, Yazd, Iran; sadeqi@yazd.ac.ir.

Citation:



Nourahmadi, M., & Sadeqi, H. (2022). Typology of personalization in recommender systems. *Innovation management and operational strategies, 3*(1), 12-31.

Received: 13/06/2021 Reviewed: 26/07/2021 Revised: 22/09/2021 Accepted: 30/09/2021

Abstract

Purpose: With the development of science and technology, large volumes of structured, semi-structured, and unstructured data are generated daily at breakneck speeds from various sources. This data generated by different users share many common patterns that can be filtered and analyzed to make recommendations for a product, goods, or service of interest to users. Recommender systems are software tools that provide suggestions to users based on their needs. One of the critical issues in recommender systems is providing personalized advice that fits the users' mood.

Methodology: In this research, with a bibliometric approach using the bibliometric library in R software, all the research done on applying recommended systems in personalization is reviewed.

Findings: Using the bibliometrics approach while defining recommender systems and their types, we presented an overview of the personalization field and different kinds of personalization. We also discussed the personalization process and described recommender systems as an integral part. Then, the challenges of implementing recommendation systems will be discussed, and finally, the areas in which the problem of personalization of recommendation systems can be raised.

Originality/Value: The present study, with a comprehensive review of all research in this field, can help researchers imagine and select appropriate methods for classifying and analyzing data as a toolbox for using recommender systems in personalization.

Keywords: Personalization, Recommender systems, User personality, Bibliometrics approach.

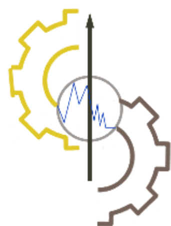
https://doi.org/10.22105/imos.2021.290478.1117

Corresponding Author: sadeqi@yazd.ac.ir



https://dorl.net/dor/20.1001.1.27831345.1401.3.1.2.5





Innovation Management & Operational Strategies

مدیریت نوآوری و راهبردهای عملیاتی

دوره ۳، شماره (۱)، (۱۴۰۱)، ۳۱-۱۲

www.journal-imos.ir





نوع مقاله: پژوهشی

گونه‌شناسی شخصی‌سازی در سیستم‌های توصیه کننده

مرضیه نوراحمدی[۱]، حجت‌الله صادقی[۲،*]

[۱] گروه مهندسی مالی، دانشکده اقتصاد، مدیریت و حسابداری، دانشگاه یزد، یزد، ایران.

[۲] گروه مالی و حسابداری، دانشکده مدیریت و اقتصاد، دانشگاه یزد، یزد، ایران.

چکیده

هدف: توسعه و پیشرفت علم و فن‌آوری، روزانه موجب ایجاد حجم زیادی از داده‌های ساخت‌یافته، نیمه ساختاریافته و بدون ساختار با سرعتی بسیار سریع از منابع مختلف گردیده که منجر به اشتراک گذاشتن الگوهای مشترک بسیاری شده به‌نحوی‌که می‌توان با استفاده از سیستم‌های توصیه کننده که بر اساس نیازهای کاربران طراحی شده با فیلتر و تجزیه‌وتحلیل این داده‌هایشان، توصیه‌هایی مربوط به محصول، کالا یا خدمات مورد علاقه آن‌ها ارائه داد. یکی از مسائل مهم در سیستم‌های توصیه کننده ارائه توصیه‌های شخصی‌سازی شده متناسب با روحیات کاربران است.

روش‌شناسی پژوهش: در این پژوهش با رویکرد نگاشت دانش با استفاده از کتابخانه *bibliometrix* در نرم‌افزار *R* به‌مرور کلیه پژوهش‌های انجام‌شده در خصوص کاربرد سیستم‌های توصیه کننده در شخصی‌سازی پرداخته می‌شود.

یافته‌ها: در این پژوهش با استفاده از روش نگاشت دانش ضمن تعریف سیستم‌های توصیه کننده و انواع آن، به معرفی نمای کلی از حیطه شخصی‌سازی پرداخته و انواع مختلف شخصی‌سازی ارائه می‌شود. همچنین در مورد روند شخصی‌سازی بحث نموده و در خصوص سیستم‌های توصیه کننده به‌عنوان بخش جدایی‌ناپذیر از این فرایند نیز توضیحاتی مطرح شده است. در ادامه چالش‌هایی که برای پیاده‌سازی سیستم‌های توصیه کننده وجود دارد ارائه شده است و نهایتاً حوزه‌هایی که بحث شخصی‌سازی سیستم‌های توصیه کننده می‌توانند در آن مطرح شود، ارائه می‌شود.

اصالت/ارزش افزوده علمی: نتایج این پژوهش با مروری جامع بر کلیه پژوهش‌های این حوزه می‌تواند به‌عنوان جعبه‌ابزاری در جهت کاربرد سیستم‌های توصیه کننده در شخصی‌سازی محققان را در ایده پردازی و انتخاب روش مناسب در طبقه‌بندی و تحلیل داده‌ها یاری دهد.

کلیدواژه‌ها: شخصی‌سازی، سیستم‌های توصیه کننده، شخصیت کاربر، نگاشت دانش.

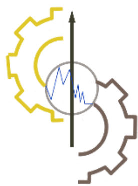
۱- مقدمه

رشد و توسعه شبکه جهانی و پیشرفت فناوری اطلاعات، در عین اینکه مشکلات ناشی از کمبود داده را حل کرده، موجب مسئله جدیدی به نام تراکم اطلاعات شده است. حالتی که در آن به دلیل حجم انبوه اطلاعات، قادر به تصمیم‌گیری و انتخاب مناسب نخواهیم بود. سیستم‌های توصیه کننده به‌عنوان کمک به حل چنین مسائلی به وجود آمدند. سیستم‌های توصیه کننده در اواسط دهه ۱۹۹۰ ظاهر شدند، اما از زمان جایزه *Netflix* توجه قابل توجهی را کسب نمودند. امروزه، سیستم‌های توصیه کننده در مقیاس وسیعی از حوزه‌ها از قبیل فیلم‌ها (*Netflix*)، کتاب

* نویسنده مسئول

sadeqi@yazd.ac.ir


https://dorl.net/dor/20.1001.1.27831345.1401.3.1.2.5



(*Amazon*) یا موسیقی (*Spotify*) به‌کار گرفته می‌شوند. به‌طورکلی، از آن‌جایی‌که انتخاب‌های زیادی در سیستم وجود دارد و کاربران فقط به بخش کوچکی از آیتم‌ها علاقه دارند سیستم‌های توصیه کننده در هر دامنه‌ای مفید هستند (زیبریسکی[1]۱۲، ۲۰۱۶). با توسعه این تکنیک‌های توصیه، سیستم‌های توصیه بیشتر و بیشتری اجرا شده است و بسیاری از برنامه‌های کاربردی سیستم‌های توصیه در دنیای واقعی ایجاد شده‌اند. کاربرد سیستم‌های توصیه شامل توصیه اخبار، تور، مقالات، فیلم‌ها، موسیقی، کتاب‌ها، اسناد و زمینه‌های تجارت الکترونیک، آموزش الکترونیک، مدیریت الکترونیک و خدمات تجارت الکترونیک است (پاتل و همکاران[2]، ۲۰۱۷). سیستم‌های توصیه کننده (*RS*) ابزارها و تکنیک‌های نرم‌افزاری هستند که آیتم‌هایی را که برای کاربر قابل استفاده است پیشنهاد می‌نماید (رایسی و همکاران[3]، ۲۰۱۱). سیستم‌های توصیه کننده سعی می‌کنند که ترجیحات کاربر را کشف نموده و در مورد آن‌ها اطلاعاتی می‌گیرند تا نیازهای آن‌ها را پیش‌بینی نمایند. به‌طور گسترده، سیستم توصیه کننده پیشنهادات خاصی راجع به آیتم‌ها (محصولات یا اقدامات) در یک حوزه ارائه می‌دهد که ممکن است مورد توجه کاربر قرار بگیرد (دی کامپوس[4]، ۲۰۱۰). سیستم‌های توصیه ابزارها و روش‌های نرم‌افزاری برای کشف پیشنهادات/ توصیه‌هایی برای آیتم‌های هستند که برای کاربران مفید است. این پیشنهادات با فرایندهای تصمیم‌گیری مختلفی مرتبط می‌باشند، مانند آیتم‌هایی که باید توسط کاربران خریداری شود، فیلم‌هایی که تماشا می‌کنند، موسیقی‌هایی که گوش می‌دهند یا اخباری که می‌خوانند. بیشتر سیستم‌های توصیه‌کننده برای برنامه‌های مختلف طراحی شده‌اند. هدف اصلی سیستم‌های توصیه این است که آیتم مناسبی را برای کاربران حقیقی ارائه دهد. سیستم‌های توصیه این قابلیت را دارد که بر اساس تاریخچه و نمایه کاربران پیشنهاد کند که آیا یک کاربر آیتم خاصی را ترجیح می‌دهد یا نه (پاتل و همکاران، ۲۰۱۷).

سیستم‌های پیشنهاد دهنده به صورت کلی دو نتیجه دارند:

- به کاربر در تصمیم‌گیری کمک می‌نماید (به‌طور مثال، از میان چندین گزینه پیش‌رو کدام انتخاب بهتر است و...).
- باعث افزایش آگاهی کاربر، در زمینه مورد علاقه وی می‌شود (به‌طور مثال، در حین ارائه پیشنهاد کاربر با اقلام و اشیاء جدیدی که قبلاً آن‌ها نمی‌شناخته، آشنا می‌شود).

لازم به توضیح است که آیتم یک عبارتی است برای مشخص کردن یا معنی چیزی که سیستم به کاربران توصیه می‌نماید که استفاده کند و کاربر کسی است که پیشنهاد را دریافت می‌کند و همچنین کسی که امتیازهای لازم برای تولید پیشنهادها را فراهم می‌نماید.

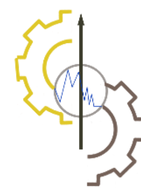
یکی از مسائل اصلی که در سیستم‌های توصیه کننده مطرح می‌شود، بحث شخصی‌سازی است؛ یعنی بتوانیم توصیه‌ای متناسب با خصوصیت شخصی افراد ارائه بدهیم. یکی از مهم‌ترین دستاوردهای هر سایت این است که بتواند که کاربران زیادی را برای خود جذب کند. شخصی‌سازی ارائه محصولات و خدمات یا اطلاعات متناسب با شخصیت کاربری است که از سایت‌های مختلف دیدن می‌کند. سازمان‌ها مدت طولانی است که وب سایت‌های خود را برای مشتریان خود شخصی‌سازی می‌کنند.

شخصی‌سازی یکی از کاربردهای کلیدی یادگیری ماشین با استفاده گسترده در تجارت الکترونیک، سرگرمی، تولید، مراقبت‌های بهداشتی و بسیاری از صنایع دیگر است. در حالی‌که تکنیک‌های مختلف یادگیری ماشینی پیشرفت‌های جدید و عملکرد فوق بشری را در سال نشان می‌دهد، برنامه‌های شخصی‌سازی و سیستم‌های توصیه‌کننده اغلب به دلیل سختی و پیچیدگی اجرا، از راه‌حل‌های جدید استفاده می‌کنند (گلدنبرگ و همکاران[5]، ۲۰۲۱). شخصی‌سازی، با هدف حمایت از کاربران به صورت جداگانه و با توجه به نیازها و پیش‌نیازهای فردی آن‌ها، در تعدادی از حوزه‌ها از جمله یادگیری، جستجو یا بازیابی اطلاعات مورد بحث بررسی قرار گرفته است (آگستین و نیومر[6]، ۲۰۱۹).

هدف از این پژوهش، مروری سیستمیک بر پژوهش‌های انجام‌شده در خصوص سیستم‌های توصیه کننده با تأکید بر مسئله شخصی‌سازی با استفاده از رویکرد نگاشت دانش[7] می‌باشد. استفاده از *bibliometrics* یا نگاشت دانش امروزه در همه رشته‌ها توسعه یافته است.

[1] Zibriczky12
[2] Patel et al.
[3] Ricci et al.
[4] De Campos
[5] Goldenberg et al.
[6] Augstein and Neumayr
[7] Bibliometrics

ازآنجایی‌که تعداد مقالات علمی منتشرشده در حوزه‌های مختلف علمی به‌طور روزافزون در حال افزایش است و حتی ممکن است به‌روزرسانی دائمی اطلاعات با انتشار مقالات جدید امری غیرممکن باشد علاوه بر این، سهم پژوهش‌های تجربی که منجر به جریان‌های تحقیقاتی گسترده شده است مورد تأکید است (برینر و دنیر[1]،۲۰۱۲). همچنین مرور متون نقش مهمی را در ترکیب یافته‌های پژوهش‌های گذشته به‌منظور استفاده مؤثر از پایگاه دانش موجود، پیشبرد یک تحقیق و ارائه بینشی مبتنی بر شواهد، همچنین قابل‌آزمایش و قضاوت حرفه‌ای ایفا می‌کند (روسو[2]،۲۰۱۲).



پژوهشگران از روش‌های کمی و کیفی متفاوتی به‌منظور بررسی رویکردها برای درک و سازمان‌دهی یافته‌های اولیه استفاده می‌کنند. در این میان، نگاشت دانش بالقوه توانایی معرفی یک فرایند مروری نظام‌مند، شفاف و تکرارپذیری را بر اساس اندازه‌گیری آماری علم، متخصصان و فعالیت‌های علمی را دارد (برادوس[3]، ۱۹۸۷؛ پریتچارد[4]، ۱۹۶۹) برخلاف روش‌های دیگر نگاشت دانش، تحلیل‌های عینی و قابل‌اطمینان‌تری را فراهم می‌کند، درواقع حجم عظیم اطلاعات جدید، پیشرفت‌های مفهومی و داده‌ها، محیطی هستند که در آن نگاشت دانش با ارائه یک تحلیل ساختاریافته برای مجموعه بزرگی از اطلاعات، به‌منظور استنباط روندها در طول زمان، موضوعات موردپژوهش، شناسایی تغییرات و همچنین شناسایی بسیاری از محققان و مؤسسات و به‌طورکلی ارائه «تصویر بزرگ» از تحقیقات موجود بسیار مفید خواهد بود (کرین[5]، ۱۹۷۲).

در بخش بعدی، ابتدا با استفاده از کتابخانه *bibliometrix* از کتابخانه *R* خروجی‌های مرتبط با موضوع پژوهش استخراج می‌شود. در بخش سوم، ضمن تعریف رویکردهای مختلف سیستم‌های توصیه کننده، به تعریف شخصی‌سازی، رویکردهای مختلف شخصی‌سازی و فرایند شخصی‌سازی پرداخته شده و در نهایت ورودی‌ها و خروجی‌های سیستم‌های توصیه کننده را تشریح نموده و چالش‌هایی که در خصوص پیاده‌سازی توصیه کننده‌ها مطرح می‌شود، ارائه می‌گردد. همچنین در نهایت به حوزه‌های متنوعی که می‌تواند شخصی‌سازی در آن استفاده شود و معیارهای ارزیابی عملکرد این‌گونه سیستم‌ها مطرح شده می‌شود.

۲- ادبیات نظری و پیشینه پژوهش

سیستم‌های توصیه‌کننده ابزارها و روش‌های نرم‌افزاری برای کشف پیشنهادات/ توصیه‌هایی برای آیتم‌های هستند که برای کاربران مفید است. این پیشنهادات با فرایندهای تصمیم‌گیری مختلفی مرتبط می‌باشند، مانند آیتم‌هایی که باید توسط کاربران خریداری شود، فیلم‌هایی که تماشا می‌کنند، موسیقی‌هایی که گوش می‌دهند یا اخباری که می‌خوانند. بیشتر سیستم‌های توصیه برای برنامه‌های مختلف طراحی شده‌اند. هدف اصلی سیستم‌های توصیه این است که آیتم مناسبی را برای کاربران حقیقی ارائه دهد. سیستم‌های توصیه این قابلیت را دارد که بر اساس تاریخچه و نمایه کاربران پیشنهاد کند که آیا یک کاربر آیتم خاصی را ترجیح می‌دهد یا نه (پاتل و همکاران، ۲۰۱۷).

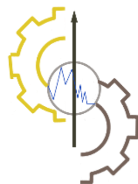
سیستم توصیه کننده یک الگوریتم هوش مصنوعی است که اطلاعات مربوط به رفتار مشتریان را فیلتر نموده و محصولاتی را به آن‌ها پیشنهاد می‌کند. این پیشنهاد مبتنی بر عوامل مختلفی از قبیل خریدهای گذشته، اطلاعات جمعیتی، تاریخچه جست‌وجوی آن‌ها و ... است. پیاده‌سازی سیستم توصیه کننده سه رویکرد اصلی دارد: فیلترینگ مشارکتی، فیلترینگ مبتنی بر محتوا و سیستم توصیه ترکیبی (تاتیانا و میخائیل[6]، ۲۰۱۸).

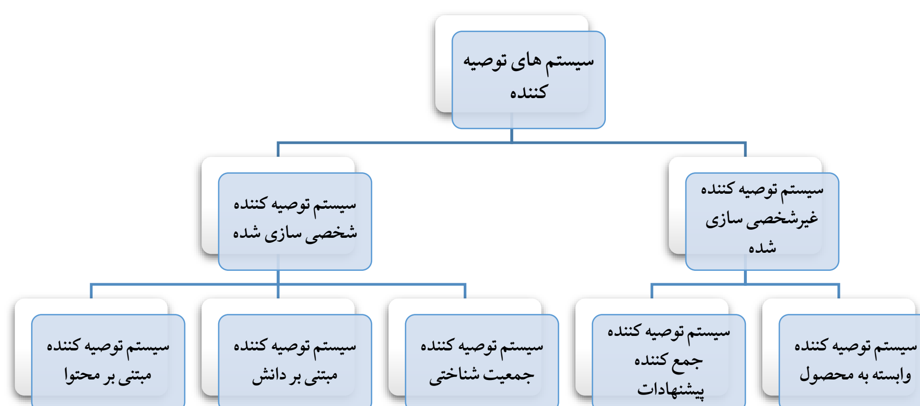
با توسعه این تکنیک‌های توصیه، سیستم‌های توصیه بیشتر و بیشتری اجرا شده است و بسیاری از برنامه‌های کاربردی سیستم‌های توصیه در دنیای واقعی ایجاد شده‌اند. کاربرد سیستم‌های توصیه شامل توصیه اخبار، تور، مقالات، فیلم‌ها، موسیقی، کتاب‌ها، اسناد و زمینه‌های تجارت الکترونیک، آموزش الکترونیک، مدیریت الکترونیک و خدمات تجارت الکترونیک است (پاتل و همکاران، ۲۰۱۷).

---

[1] Briner and Denyer
[2] Rousseau
[3] Broadus
[4] Pritchard
[5] Crane
[6] Tatiana and Mikhail

سیستم‌های توصیه دهنده را از یک منظر می‌توان به دو دسته شخصی‌سازی شده و غیر شخصی شده دسته‌بندی نمود.





شکل ۱- تکنیک‌های سیستم‌های توصیه کننده (پریما و وارما[1]، ۲۰۱۹).

Figure 1- Recommended systems techniques (Prima and Varma, 2019).

نحوه اجرای فرایند نگاشت علم توسط (بورنر و همکاران[2]، ۲۰۰۳) توصیف‌شده است. کوبو و همکاران[3] (۲۰۱۱) نرم‌افزارهای نگاشت علم را با استفاده از فرایندی مشابه مقایسه نمودند. رویکرد استاندارد این فرایند شامل پنج مرحله است (زوپیک و کاتر[4]، ۲۰۱۵):

۱. طرح مطالعه.
۲. جمع‌آوری داده‌ها.
۳. تجزیه‌وتحلیل داده‌ها.
۴. مصورسازی داده‌ها.
۵. تفسیر (آریا و کوکورولو[5]، ۲۰۱۷).

تاکنون تحقیقات زیادی در زمینه «شخصی‌سازی» انجام شده است. برای درک بهتر موضوع کاربرد سیستم‌های توصیه کننده در مالی ابتدا کلیدواژه «*Personalization*» *AND* «*Recommender Systems*» را در اسکوپوس در تاریخ ۱۱ مارچ ۲۰۲۱ جست‌وجو کرده و با استفاده از کتابخانه *bibliometrix* در نرم‌افزار *R* خروجی‌های زیر را دریافت شده است. طبق نتایج درگاه اسکوپوس تنها ۱۶۲۰ مدرک در این خصوص وجود دارد که از این بین ٤٤٥ مقاله تحت این عنوان انجام شده است. خلاصه‌ای از نتایج آمار توصیفی به شرح **جدول ۱** است.

جدول ۱- آمار توصیفی پویش‌های انجام شده.

Table 1- Descriptive statistics of research.

توصیف	نتایج
اطلاعات اصلی در خصوص داده‌ها	
دوره زمانی	2000:2021
منبع (مجله، کتاب و ...)	751
اسناد	1620
میانگین انتشار در هر سال	7.16
میانگین استناددهی به هر مقاله	19.63
میانگین استناددهی به هر مقاله در هر سال	1.97
ارجاعات	40450

[1] Pereira and Varma
[2] Börner et al.
[3] Cobo et al.
[4] Zupic and Čater
[5] Aria and Cuccurullo

جدول ۱- ادامه.
Table 1- Continued.

توصیف	نتایج
نوع سند	
مقاله	445
فصل کتاب	39
مقاله کنفرانسی	1039
کنفرانس مروری	73
مروری	18
محتوای اسناد	
کلمات کلیدی	5849
نویسندگان	3464
مقالات تک نویسنده	121
مقالات با چند نویسنده	3343



شکل ۲- مهم‌ترین کلیدواژه‌های بکار رفته در مقالات.
Figure 2- The most important keywords used in articles.

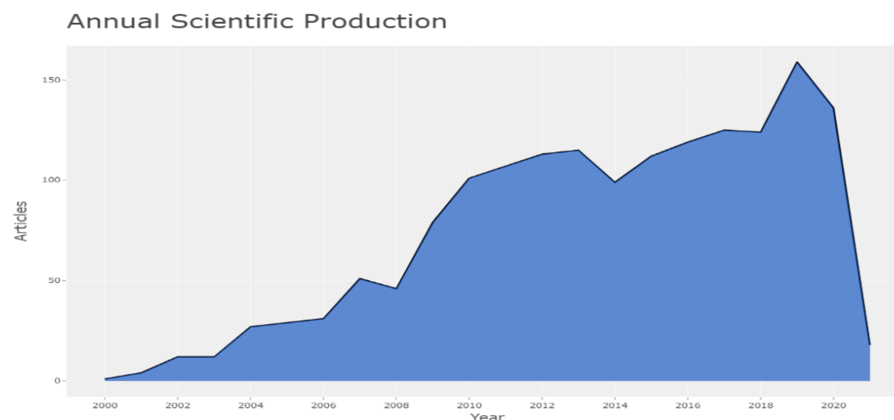
در **شکل ۲** مهم‌ترین کلیدواژه‌های به‌کار رفته در مقالات بر اساس تعداد تکرار دفعات آن کلیدواژه نمایش داده شده است.

اصطلاح	سیستم توصیه کننده[1]	شخصی سازی[2]	فیلترینگ مشارکتی[3]	تجارت الکترونیک[4]	داده کاوی[5]	سیستم یادگیری[6]	شبکه‌های اجتماعی[7]	سیستم توصیه شخصی‌سازی شده[8]	احساسات[9]	وب سایت[10]
فراوانی	1162	834	344	189	159	146	131	130	126	119

[1] Recommender systems
[2] Personalizations
[3] Collaborative filtering
[4] Electronic commerce
[5] Data mining
[6] Learning systems
[7] Social networking (online)
[8] Personalized recommendation
[9] Semantics
[10] Websites

نوراحمدی و صادقی / مدیریت نوآوری و راهبردهای عملیاتی، دوره ۳، شماره ۱، بهار ۱۴۰۱، صفحه: ۳۱-۱۲

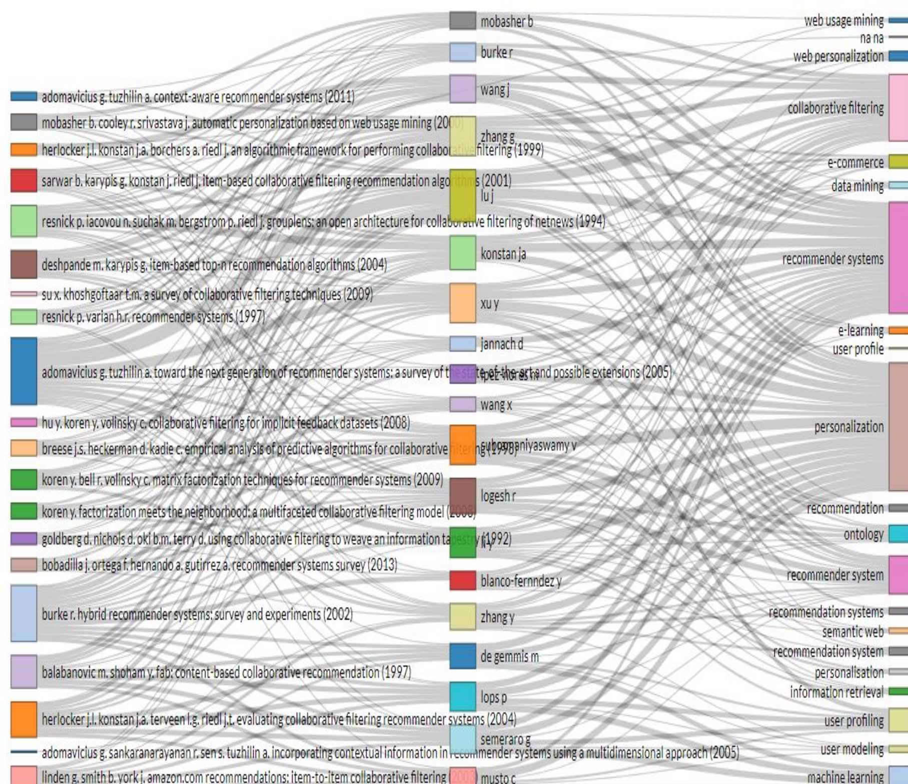
در **شکل ۳** تعداد پژوهش‌های انجام شده در هر سال نشان داده شده است.



شکل ۳- تعداد پژوهش‌های انجام شده در هر سال.
Figure 3- Number of researches per year.

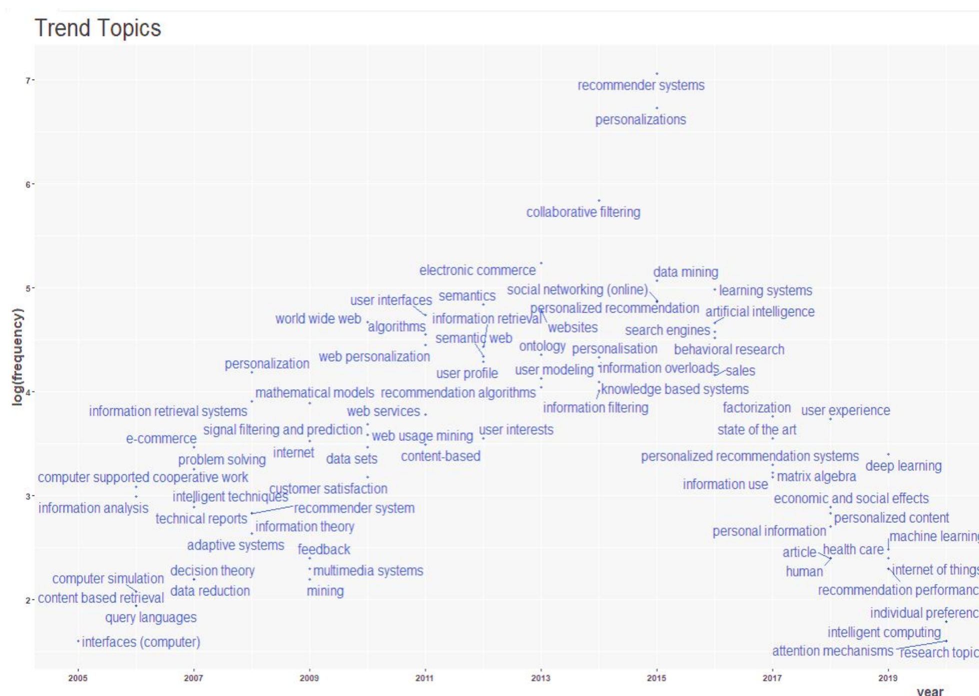
همان‌گونه که در **شکل ۳** ملاحظه می‌شود که بحث شخصی‌سازی و سیستم‌های توصیه کننده در این دو دهه مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته و از سال ۲۰۱۰ تقریباً روند این پژوهش‌ها توسعه پیدا کرده و در سال ۲۰۱۹ به اوج خود رسیده است.

در **شکل ۴** شبکه ارتباط بین نویسندگان، واژگان کلیدی و عناوین ارائه شده است به‌نحوی‌که در سمت چپ کلیدواژه‌ها، در وسط عناوین و در سمت راست نویسندگان مربوط به پژوهش‌های برتر در این زمینه ارائه شده است.



شکل ۴- اهمیت شخصی‌سازی و سیستم‌های توصیه کننده در پژوهش‌های انجام شده.
Figure 4- The importance of personalization and recommendation systems in research.

در **شکل ۵** روند اهمیت کلیدواژه‌ها در پژوهش‌های انجام شده در دوره‌های زمانی مختلف نشان داده شده است.



شکل ۵- روند اهمیت کلیدواژه‌ها در پژوهش‌های انجام شده در دوره‌های زمانی مختلف.

Figure 5- The trend of the importance of keywords in research conducted in different time period.

در ادامه به بررسی مفهوم شخصی‌سازی و فرایند شخصی‌سازی می‌پردازیم.

۳- روش پژوهش

تصور کنید گوگل قرار است هر روز یکسری اخبار به شما ارائه نماید، چه اخباری را باید برای شما هر روز نشان دهد که در راستای علایق و سلیقه شخصی شما باشد؟ همین مسئله در خصوص آمازون و سایر خرده فروشی‌های آنلاین نیز قابل مطرح است: کدام کالاها و خدمات را باید برای نمایش روی صفحه شخصی شما به شما ارائه بدهد که شما بیشتر ترغیب به استفاده از آن کالاها پیدا کنید؟

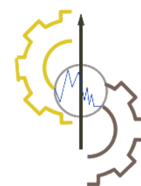
این صنعت از دهه ۱۹۹۰ با چنین سؤالاتی مواجه شده است زمانی که چندین شرکت شخصی‌ساز مانند *Firefly*, *Net Perceptions*, *Broadvision*, *ATG*, *Blue Martini*, *e.Piphany*, *Kana*, *DoubleClick*, *Claria* تشکیل شدند.

دیدگاه‌های مختلفی در خصوص شخصی‌سازی وجود دارد. برخی از این تعاریف به شرح زیر است (ادوماویشس و همکاران[1]، ۲۰۰۸): شخصی‌سازی توانایی ارائه محتوا و خدماتی است که بر اساس دانش در مورد ترجیحات و رفتار افراد باشد (هاگن و همکاران[2]، ۱۹۹۹). شخصی‌سازی عبارت است از ایجاد مشتریان وفادار به‌وسیله ایجاد یک رابطه معنی‌دار یک‌طرفه[3] از طریق درک نیازهای هر فرد و کمک به برآوردن هدفی که به‌طور کارآمد و علمی نیاز هر فرد را در یک زمینه خاص برطرف کند (ریکن[4]، ۲۰۰۰). شخصیت مفهومی بسیار پیچیده در روان‌شناسی است که آگاهی از آن شالوده حل بسیاری از مشکلات شرکت‌هاست. این مفهوم از واژه لاتین پرسونا گرفته شده و مجموعه‌ای ویژگی‌های بادوام و منحصربه‌فرد است که امکان دارد در پاسخ به حالات مختلف تغییر کند (تقوا و عبدالهی[5]، ۲۰۱۴).

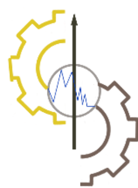
شخصیت یک عامل قابل پیش‌بینی و کاملاً پایدار است که رفتارهای انسان را شکل می‌دهد. در ادبیات روان‌شناسی، شخصیت به‌عنوان "الگوی رفتاری سازگار و فرایندهای بین فردی ناشی از فرد" توصیف می‌شود (برگر[6]، ۲۰۱۰) که تفاوت‌های فردی را در سبک‌های عاطفی،

---

[1] Adomavicius et al.
[2] Hagen et al.
[3] One-Toone
[4] Riecken
[5] Taqwa and Abdollahi
[6] Burger



بین فردی، تجربی، نگرشی و انگیزشی افراد حساب می‌کند (جان و سیرواستاوا[1]، ۱۹۹۹). مدل‌های مختلفی برای توصیف و نمایش شخصیت انسان ارائه شده است. در میان آن‌ها، مدل ۵ عاملی (*FFM*) یکی از جامع‌ترین مدل‌ها در نظر گرفته شده است و بیشتر برای ساختن پروفایل‌های کاربر استفاده شده است (هو و پو[2]، ۲۰۱۱). مدل ۵ عاملی ۵ بعد وسیع را معرفی می‌کند که برای توصیف شخصیت یک فرد بکار می‌رود، گشودگی[3] (مهارت گرایی و نوجویی)، وظیفه‌شناسی و جدیت[4]، سازگاری[5]، ثبات عاطفی[6]، برونگرایی[7] (زارعی متین[8]، ۲۰۰۹).

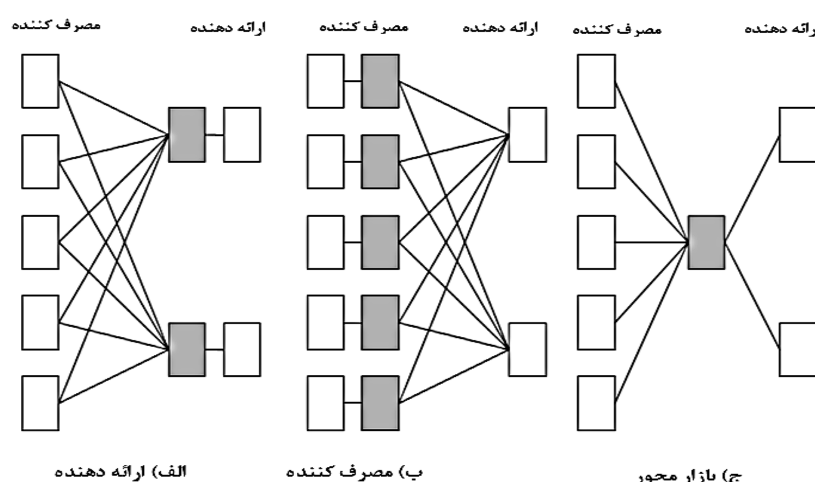


شخصیت بر نحوه تصمیم‌گیری افراد هم تأثیر می‌گذارد (نانس و هو[9]، ۲۰۱۲) و همچنین نشان داده است که افراد با ویژگی‌های شخصیتی مشابه به احتمالاً سلیقه مشابهی هم دارند. به‌عنوان‌مثال رنتفرو و گوسلینگ[10] (۲۰۰۳) بررسی کردند که چگونه ترجیحات موسیقی از نظر *FFM* با شخصیت مرتبط است. آن‌ها نشان می‌دهند که افراد با برونگرایی بالا به موسیقی جاز، کلاسیک و پرانرژی علاقه دارند و افراد درونگرا معمولاً موسیقی رپ، هیپ-هاپ، فانک و الکترونیک استقبال می‌کنند. در حوزه فیلم، چائوسن[11] (۲۰۱۰) مطالعه‌ای را ارائه داد که نشان می‌دهد افراد برونگرا فیلم‌های کمدی و فانتزی را ترجیح می‌دهند و افراد با سازگاری بالاتر بیشتر به فیلم‌های اکشن تمایل دارند و افراد روان رنجور تمایل به فیلم‌های عاشقانه دارند.

می‌دانیم که همان‌طور که در مقاله کانتادورو همکاران[12] (۲۰۱۳) نشان داده شده، ویژگی‌هایی از جمله، سن و جنسیت کاربر، می‌تواند بر جنبه‌های شخصیتی فرد نیز مؤثر باشد (فرناندز-توبیاس و همکاران[13]، ۲۰۱۶).

متناسب‌سازی[14] پیشنهادات شخصی توسط ارائه‌دهندگان به مصرف‌کنندگان می‌تواند به اشکال مختلف باشد. در این بخش انواع مختلف شخصی‌سازی را شرح می‌دهیم:

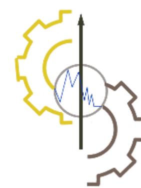
- ارائه دهنده محور[15].
- مصرف کننده محور[16].
- بازار محور[17].



شکل ۵- انواع مختلف شخصی‌سازی (ادوماویشس و همکاران، ۲۰۰۸).
Figure 5- Different types of personalization (Adomavicius et al., 2008).

[1] John and Srivastava
[2] Hu and Pu
[3] Openness
[4] Conscientiousness
[5] Agreeableness
[6] Neuroticism
[7] Extraversion
[8] Zarei Matin
[9] Nunes and Hu
[10] Rentfrow and Gosling
[11] Chausson
[12] Cantador et al.
[13] Fernández-Tobías et al.
[14] Tailoring
[15] Provider-Centric
[16] Consumer-Centric
[17] Market-Centric

همان‌طور که در **شکل ۵** ارائه شده است، پیشنهادات شخصی شده توسط موتورهای شخصی‌سازی به سه روش از ارائه دهندگان به مصرف کنندگان تحویل داده می‌شود. در این شکل‌ها، ارائه دهندگان و مصرف کنندگان پیشنهادهای شخصی با جعبه‌های سفید، موتورهای شخصی‌سازی با جعبه‌های خاکستری و تعاملات بین مصرف کننده و ارائه دهندگان با خط نشان داده می‌شوند (ادوماویشس وتازیلین[1]، ۲۰۰۵a).



رویکرد اول: شکل ۱ رویکرد شخصی‌سازی ارائه دهنده محور را ارائه می‌دهد که فرض می‌کند هر ارائه دهنده موتور شخصی‌سازی خاص خود را دارد که محتوای ارائه دهنده را متناسب با مصرف کننده خود تنظیم می‌کند. این رایج‌ترین رویکرد شخصی‌سازی است که توسط آمازون، نتفلیکس و سرویس‌های موسیقی *Pandora streaming* استفاده می‌شود. در این روش، دو مجموعه هدف برای موتورهای شخصی‌سازی وجود دارد. از یک طرف آن‌ها باید بهترین خدمت را به مشتریان خود ارائه دهند و از طرف دیگر، این خدمات شخصی‌سازی برای بهبود عملکرد مالی ارائه دهندگان این خدمات (به‌عنوان آمازون و نتفلیکس) طراحی شده‌اند و رفتار آن‌ها نیز با انگیزه‌های اقتصادی برای بهبود خطوط پایین شرکت‌ها هدایت می‌شود؛ بنابراین چالش رویکرد ارائه دهنده محوری برقراری تعادل بین دو مجموعه هدف با راضی نگه داشتن مشتری از پیشنهادات متناسب و ایجاد راه‌حل‌های شخصی برای تأمین‌کننده اقتصادی است.

رویکرد دوم: در **شکل ۱** رویکرد مصرف کننده محور[2] است، که فرض می‌کند مصرف کننده دارای موتور شخصی‌سازی (یا نماینده) خاص خود است که این مصرف‌کننده خاص را درک می‌کند و خدمات شخصی‌سازی را در چندین مورد مبتنی بر این دانش ارائه می‌دهد. این نوع شخصی‌سازی متمرکز بر مصرف کننده که در طیف وسیعی از ارائه دهندگان و پیشنهادات ارائه می‌شود سرویس *e-Butler* نامیده می‌شود (ادوماویشس وتازیلین[3]، ۲۰۰۲) و نمونه آن سرویس توسط *PersonalWeb service from Claria*[4] ارائه شده است. خدمات شخصی-سازی مشتری محور بر نیازهای مصرف کننده متمرکز شده‌اند و باید فقط اهداف مصرف‌کننده محوری را دنبال کنند، مانند پیش‌بینی نیازهای مشتری و انتخاب تعامل با وب سایتی که رضایت بیشتری برای مصرف کنندگان داشته باشد.

رویکرد سوم: ارائه شده **شکل ۵** رویکرد بازار محور[5] است، که خدمات شخصی‌سازی را برای یک بازار در یک صنعت یا بخش خاص فراهم می‌کند. در این حالت موتور شخصی‌سازی با اطلاع از مصرف کننده و پیشنهادات ارائه دهندگان و تلاش برای مطابقت با اهداف داخلی، از طریق بهترین روش‌ها، نقش اطلاعاتی را بازی می‌کند. درگاه‌های شخصی‌سازی شده که خدمات ارائه شده توسط شرکای شرکتی خود را متناسب با نیازهای فردی مشتریان خود تنظیم می‌کنند نمونه‌ای از این رویکرد بازار محور است.

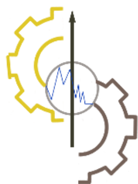
انواع پیشنهادهای شخصی می‌تواند بسته به نوع پیشنهادی که توسط برنامه شخصی‌سازی ارائه می‌شود، به میزان قابل توجهی متفاوت باشد. به‌عنوان‌مثال، روش‌های تعیین جست‌وجوهای شخصی شده (کیو و چو[6]، ۲۰۰۶) با روش‌های تعیین قیمت‌گذاری شخصی (چادهاری و همکاران[7]، ۲۰۰۵) به‌طور قابل توجهی متفاوت است، همچنین با روش‌های ارائه محتوای شخصی به صفحات وب (اسچین و همکاران[8]، ۲۰۰۲) و توصیه‌های شخصی شده برای محصولات مفید (ادوماویشس وتازیلین[9]، ۲۰۰۵b) تفاوت معناداری دارد.

یکی از عوامل تعیین کننده تفاوت در روش‌های مختلف ارائه پیشنهادهای شخصی، ساختار و پیچیدگی فضای پیشنهادهاست که می‌تواند در انواع مختلف پیشنهادها تفاوت چشمگیری داشته باشد. به‌عنوان‌مثال، در مورد قیمت‌های پویا، ساختار فضای ارائه دهنده نسبتاً ساده است (به‌عنوان‌مثال، متغیر گسسته یا پیوسته)، درحالی‌که در مورد محتوای آنلاین بسته به نحوه ساختار محتوا می‌تواند در صفحات وب یک برنامه شخصی‌سازی بسیار بزرگ و پیچیده باشد. عامل تعیین کننده دیگر، روش‌های مختلف تعیین قیمت‌های پویا برای ارائه انواع مختلف پیشنهادات هدفمند است.

---

[1] Adomavicius and Tuzhilin
[2] Consumer-Centric
[3] Adomavicius and Tuzhilin
[4] http://www.claria.com
[5] Market-Centric
[6] Qiu and Cho
[7] Choudhary et al.
[8] Schein et al.
[9] Adomavicius and Tuzhilin

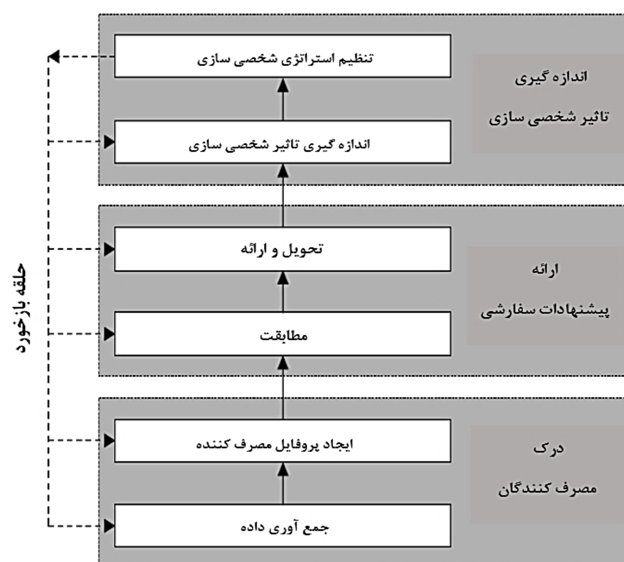
به‌عنوان‌مثال، نحوه تعیین قیمت‌های پویا به نظریه‌های اقتصادی بستگی دارد، درحالی‌که ارائه توصیه‌های شخصی به داده‌کاوی و روش‌های توصیه مانند فیلترینگ مشارکتی بستگی دارد. به همین ترتیب، نحوه ارائه جست‌وجوی شخصی به تئوری‌های بازاریابی اطلاعات و جست‌وجوی وب بستگی دارد.



۴- تحلیل داده‌ها

۴-۱- مراحل شخصی‌سازی

همان‌طور که ادوماویشس وتازیلین (۲۰۰۵a) بحث کردند، شخصی‌سازی در شکل کلی آن یک فرایند تکراری است که شامل چندین مرحله است که با هم در یک سیستم ادغام‌شده‌اند. به‌طور خاص، ادوماویشس و تازیلین (۲۰۰۵a) چارچوب درک-تحویل- اندازه گیری[1] را ارائه می‌دهند (که یک کار گسترده برای کارهای مقدماتی گزارش شده در ادوماویشس وتازیلین[2] (۲۰۰۱) است) که طبق آن فرایند شخصی‌سازی بر اساس چرخه *UDM* شامل مراحل نشان داده شده در**شکل ٦** است:



شکل ۶- مراحل شخصی‌سازی (ادوماویشس و همکاران، ۲۰۰۸).

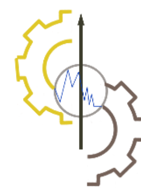
Figure 6- personalization steps,(Adomavicius et al., 2008).

درک مصرف کنندگان[3]: به‌وسیله جمع‌آوری اطلاعات جامع در مورد مصرف کنندگان و تبدیل آن‌ها به دانش عملی ذخیره شده در پروفایل‌های مصرف کننده. خروجی این مرحله یک انبار داده[4] است (کیمبال[5]، ۱۹۹٦)، داده‌های مربوط به مصرف کننده را ذخیره می‌کند و مبتنی بر مدل لیو و تازیلین[6] (۲۰۰۸)، مدل‌های مربوط به مصرف کننده را ذخیره می‌کند. با هم دو نوع اطلاعات نمایه مصرف کننده را تشکیل می‌دهند.

ارائه پیشنهادات سفارشی[7]: بر اساس دانش مربوط به هر مصرف کننده، همان‌طور که در پروفایل‌های مصرف کننده ذخیره شده و اطلاعات مربوط به فضای ارائه شده است. موتور شخصی‌سازی باید پیشنهادهای سفارشی مربوط به هر مصرف کننده را در متن مشخص شده پیدا کند و آن‌ها را به بهترین شکل ممکن از جمله در مناسب‌ترین زمان‌ها و طریق مناسب‌ترین روش به او تحویل دهد. این پیشنهادات سفارشی، بازاریابی فرایند شخصی‌سازی را تشکیل می‌دهند.

---

[1] Understand-Deliver-Measure (UDM)
[2] Adomavicius and Tuzhilin
[3] Understand consumers
[4] Data warehouse
[5] Kimball
[6] Liu and Tuzhilin
[7] Deliver customized offering



اندازه‌گیری تأثیر شخصی‌سازی[1]: از تولیدات بازیابی، تأثیر شخصی‌سازی را اندازه‌گیری کنید. این اطلاعات اطلاعاتی را فراهم می‌کند که می‌تواند درک ما را در مورد مصرف کنندگان افزایش دهد یا نقص روش‌های تحویل شخصی را نشان دهد؛ بنابراین این اطلاعات اضافی به‌عنوان بازخوردی برای بهبود هر یک از مؤلفه‌های دیگر فرایند شخصی‌سازی عمل می‌کند. این اطلاعات بازخورد یک چرخه از مراحل شخصی‌سازی را تکمیل می‌کند و زمینه را برای چرخه بعدی فراهم می‌کند.

وسان و رالاس[2] (۲۰۰۶) یک روش جایگزین برای توصیف روند شخصی‌سازی شامل مراحل تعامل[3]، پردازش[4]، سفارشی‌سازی[5] و تحویل[6] ارائه می‌دهند. علاوه بر این، وسان و رالاس (۲۰۰۶) صریحاً چهار هدف برای در چارچوب خود معرفی می‌کنند: مشتریان، داده‌های مشتری، مشخصات مشتری و بازده بازاریابی نشان می‌دهند که چگونه چهار مرحله فوق‌الذکر به این چهار هدف متصل می‌شوند. مارتی و سارکار[7] (۲۰۰۳) همچنین شخصی‌سازی را به‌عنوان یک فرایند معرفی می‌کنند و آن را در مراحل الف) یادگیری ترجیحات مشتری، ب) تطبیق پیشنهادات با ترجیحات مشتری و ج) ارزیابی فرایندهای یادگیری و تطبیق تقسیم می‌کنند. آن‌ها همچنین شخصی‌سازی را در چارچوب کلی *Value Net* قراردادند و آن را به استراتژی عمومی شرکت متصل کردند.

اگرچه هر یک از این رویکرد جنبه‌های مختلف فرایند شخصی‌سازی را در برمی‌گیرد، ما مدل *UDM* (ادوماویشس وتازیلین، a۲۰۰۵) که در شکل دو ارائه شد را دنبال می‌کنیم زیرا معتقدیم که همه جنبه‌های فرایند شخصی‌سازی را پوشش می‌دهد.

چارچوب *UDM* که در بالا توضیح داده شد، توصیف مفهومی سطح بالا از روند شخصی‌سازی را تشکیل می‌دهد. اجرای فنی چارچوب *UDM* شامل شش مرحله زیر است که در **شکل ۶** ارائه شده است (ادوماویشس وتازیلین، a۲۰۰۵):

مرحله اول: جمع‌آوری داده‌ها. فرایند شخصی‌سازی با جمع‌آوری داده‌ها از طریق کانال‌های مختلف تعامل بین مصرف‌کنندگان و ارائه‌دهندگان (به‌عنوان‌مثال، وب، تلفن، ایمیل و سایر کانال‌ها) و از منابع مختلف خارجی دیگر برای به دست آوردن جامع‌ترین "تصویر" از یک مصرف‌کننده آغاز می‌شود. برخی از نمونه‌های "تعاملات" شامل مرورگر، جست‌وجو و خرید داده در وب، ایمیل، تلفن و یا ایمیل است. نمونه‌هایی از داده‌های خارجی، داده‌های اقتصادی، ویژگی‌های صنعت و سرشماری است.

مرحله دوم: ایجاد پروفایل مصرف کننده. پس از جمع‌آوری داده‌ها، یکی از موضوعات اصلی در توسعه برنامه‌های شخصی‌سازی، تلفیق این داده‌ها و ساختن مشخصات دقیق و جامع مصرف کننده بر اساس داده‌های جمع‌آوری شده است. بسیاری از سیستم‌های شخصی‌سازی نمایه مصرف کننده را از نظر مجموعه‌ای از حقایق در مورد مصرف کننده نشان می‌دهند. این حقایق ممکن است شامل مشخصات جمعیتی مصرف کننده باشد و همچنین از داده‌های معاملاتی گذشته، مانند دسته کالای مورد علاقه مصرف کننده یا ارزش بزرگ‌ترین خرید انجام شده در یک وب‌سایت، حاصل شود.

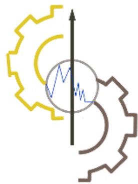
این اطلاعات واقعی ساده در مورد مصرف‌کننده می‌تواند به‌عنوان یک رکورد در یک پایگاه داده رابطه‌ای یا یک انبار داده مصرف کننده محور ذخیره شود. همچنین، اطلاعات واقعی پیچیده‌تر، مانند اطلاعات مربوط به شبکه اجتماعی یک فرد و روابط و تعاملات وی با سایر مصرف کنندگان، ممکن است به استفاده از طبقه‌بندی‌ها و هستی شناسی‌ها نیاز داشته باشد و می‌توان آن‌ها را با استفاده از *XML* یا زبان‌های خاص برای تعریف هستی شناسی ضبط کرد (سورپرانانت و سولومون[8]، ۱۹۸۷)، مانند *OWL* (آنتونیو و وان هارملن[9]، ۲۰۰۴).

بااین‌حال، چنین مشخصات واقعی ممکن است در برخی از برنامه‌های شخصی‌سازی پیشرفته‌تر که ممکن است به تکنیک‌های پیشرفته‌تر پروفایل از جمله مدل‌های ضبط جنبه‌های مختلف رفتار مصرف کننده، نیاز داشته باشد، کافی نباشد. این مدل‌های مصرف کننده ممکن است شامل مدل‌های پیش‌بینی داده کاوی، مانند رگرسیون لجستیک، درخت تصمیم‌گیری و ماشین‌های بردار پشتیبانی (*SVM*)، پیش‌بینی جنبه‌های مختلف رفتار مصرف کننده باشد.

---

[1] Measure personalization impact
[2] Vesanen and Raulas
[3] Interaction
[4] Processing
[5] Customization
[6] Delivery Stages
[7] Murthi and Sarkar
[8] Surprenant and Solomon
[9] Antoniou and Van Harmelen

این مدل‌ها را می‌توان برای افراد یا بخش‌هایی از مصرف کنندگان ایجاد کرد. علاوه بر مدل‌های پیش‌بینی، پروفایل می‌تواند شامل مدل‌های توصیفی رفتار مصرف کننده بر اساس روش‌های داده کاوی از قبیل قوانین توصیفی (از جمله قوانین انجمنی) و مدل‌های توالی و زمانی باشد (ادوماویشس وتازیلین، ۲۰۰۵a). یک مثال از قاعده از توصیفی رفتار تماشای فیلم توسط مشتری به این صورت می‌تواند باشد، "جان دو ترجیح می‌دهد آخر هفته‌ها فیلم‌های اکشن ببیند" (یعنی *Name = "John Doe"* و *MovieType* = "اکشن" ⟵ *TimeOfWeek* = "آخر هفته"). چنین قوانینی را می‌توان از تاریخ معاملات مصرف کننده با استفاده از تکنیک‌های توصیف شده در ادوماویشس و همکاران[1] (۲۰۱۱) آموخت. اطلاعات بیشتر در مورد انواع مختلف این مدل‌های توصیفی در مقاله ادوماویشس و همکاران (۲۰۰۸) ارائه شده است.



همان‌طور که در بالا توضیح داده شد، تمام مدل‌های مربوط به مصرف کنندگان را می‌توان در یک مدل ذخیره کرد (ادوماویشس و همکاران، ۲۰۰۸) به‌طوری‌که آن‌ها بر اساس اصولی که در لیو و تازیلین (۲۰۰۸) شرح داده شده‌اند، به‌صورت مرکزی ذخیره و به صورت کارآمد مدیریت شوند.

مرحله ۳: مطابقت. در این مرحله سیستم‌های شخصی‌سازی، بر اساس اطلاعات مربوط به پروفایل‌های مصرف کننده در مرحله دو و فضای ارائه‌ها باید بتوانند پیشنهادات سفارشی را برای افراد یا بخش‌هایی از مصرف کنندگان در یک زمینه خاص مطابقت دهند، مانند خرید برای خود در مقابل خرید برای یک دوست. فرایند تطبیق باید پیشنهادهای سفارشی شده از آن فضا را که بیشترین ارتباط با هر مصرف کننده در متن مشخص داشته باشند را پیدا کند. قبل از توصیف تطبیق چند مقدمه ارائه می‌دهیم.

فضای پیشنهادها (خدمات) *S* ساختار خاصی دارد که به‌طور قابل توجهی در میان پیشنهادها متفاوت است. به‌عنوان‌مثال، در مورد قیمت-های پویا، فضای ارائه *S* می‌تواند شامل طیف وسیعی از قیمت‌ها باشد (به‌عنوان‌مثال از ۱۰ دلار تا ۱۰۰ دلار)، در حالی سیستم‌های مدیریت محتوا، فضای *S* می‌تواند از یک ساختار پیچیده با یک طبقه‌بندی معین یا هستی شناسی خاص که محتوای سلسله مراتبی یک برنامه را مشخص می‌کند. به‌طور خاص، فضای *S* برای بخش کتاب در وب‌سایت آمازون باید طبقه‌بندی کتاب‌ها را مشخص کند، مانند کتاب‌های مربوط به هنر و سرگرمی، تجارت و فن‌آوری، داستان، سفر و ...، الگوها بخش‌ها و اسلات‌های مختلفی که با محتوای خاص پر شده است. برخی از نمونه‌های این بخش‌ها شامل بخشی از جالب‌ترین و مناسب‌ترین کتاب‌ها برای مشتری، پیشنهادات معامله، تاریخ خرید اخیر کتاب و موارد دیگر است که هر بخش ساختار و طبقه‌بندی خاص خود را دارد. به‌طور خلاصه، همه این پیشنهادات دقیق باید طبق برخی از هستی شناسی مدیریت محتوای کاملاً پیچیده سازمان‌دهی شوند (شت و همکاران[2]، ۲۰۰۲).

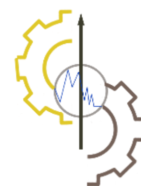
علاوه بر پیشنهادات، فرد باید یک هستی‌شناسی یا طبقه‌بندی از مصرف کنندگان ایجاد کند، آن‌ها را بر اساس جغرافیا، شغل، مصرف و الگوی هزینه طبقه‌بندی کند.

این هستی‌شناسی‌ها می‌تواند از شبکه‌های اجتماعی پیچیده‌تر و انواع روابط دیگر بین مصرف کنندگان و بین مصرف کنندگان و محصولات و خدماتی که ممکن است به آن‌ها علاقه داشته باشند، از جمله انواع مختلفی از بررسی‌ها و نظرات پشتیبانی کنند.

سیستم‌های شخصی‌سازی بسته به زمینه‌ای که در آن ارائه می‌شود، می‌توانند پیشنهادهای سفارشی قابل توجه متفاوتی را به مصرف کنندگان ارائه دهند. به‌عنوان‌مثال، اگر مشخص باشد که مصرف کننده دنبال یک کتاب برای دوره دانشگاهی است، نوع متفاوتی از پیشنهاد نسبت به زمانی که مصرف کننده دنبال یک هدیه برای دوست پسر خودش می‌باشد، ارائه می‌شود. همان‌طور که ادوماویشس و همکاران[3] (۲۰۰۵) و گروگولین و همکاران[4] (۲۰۰۶) نشان دادند تعریف و تعیین زمینه می‌تواند نتیجه شخصی‌سازی را به‌طور قابل توجهی بهبود بخشد. علاوه بر این، هرچه زمینه خاص‌تر باشد و مدل‌های منحصربه‌فردتری ساخته شوند، این زمینه در بهبود پیشنهادات سفارشی برای مصرف کنندگان اهمیت بیشتری دارد (گروگولین و همکاران، ۲۰۰۶).

---

[1] Adomavicius et al.
[2] Sheth et al.
[3] Adomavicius et al.
[4] Gorgoglione et al.



نوراحمدی و صادقی / مدیریت نوآوری و راهبردهای عملیاتی، دوره ۳، شماره ۱، بهار ۱۴۰۱، صفحه: ۳۱-۱۲

مرحله ۴: تحویل و ارائه. در نتیجه مطابقت، یک یا چند پیشنهاد سفارشی برای مصرف کننده انتخاب می‌شود. در مرحله بعد، این پیشنهادات باید به بهترین شکل ممکن تحویل داده شود و به مصرف کننده ارائه شود، یعنی در مناسب‌ترین زمان و از طریق مناسب‌ترین کانال‌ها و به مناسب‌ترین شکل‌ها. این پیشنهادات سفارشی، هنگامی‌که به مصرف کننده تحویل داده می‌شود، فرایند بازاریابی شخصی‌سازی را تشکیل می‌دهد. یک طبقه‌بندی از روش‌های کشیدن[۱]، هل دادن[۲] و منفعل بودن[۳] است (اسچافر و همکاران[۴]، ۲۰۰۱). روش هل دادن با ارسال پیام الکترونیکی به مصرف‌کننده‌ای می‌رسد که در حال حاضر تعاملی با سیستم ندارد. روش‌های کشیدن به مصرف کنندگان اطلاع می‌دهد که اطلاعات شخصی شده در دسترس است اما این اطلاعات را فقط درصورتی‌که مصرف کننده صریحاً درخواست کند به اون نشان داده می‌شود. تحویل غیرفعال، اطلاعات شخصی را به‌عنوان محصول جانبی سایر فعالیت‌های مصرف کننده نشان می‌دهد، به‌عنوان‌مثال، هنگام مشاهده کالایی در وب‌سایت، یک مشتری توصیه‌هایی را برای محصولات مرتبط مشاهده می‌کند.

مرحله ۵: اندازه‌گیری تأثیر شخصی‌سازی. در این مرحله، ارزیابی اثربخشی شخصی‌سازی با استفاده از معیارهای مختلف، مانند دقت، ارزش مادام‌العمر مصرف کننده، ارزش وفاداری و خرید و مصرف لازم است. معیارهای متداول برای اندازه‌گیری تأثیر شخصی‌سازی، معیارهای مربوط به دقت هستند. به‌عنوان‌مثال، میزان دقت و مرتبط بودن توصیه را اندازه‌گیری می‌کنند (هرلاکر و همکاران[۵]، ۲۰۰۴). اگرچه در حال حاضر مهم است و بسیار مورد استفاده قرار می‌گیرد، اما معیارهای مبتنی بر دقت کاملاً ساده هستند و جنبه‌های پیچیده و ظریف شخصی‌سازی را به دست نمی‌آورند؛ بنابراین، تلاش شده است تا جنبه‌های عمومی‌تری از اثربخشی شخصی‌سازی با حمایت از استفاده از معیارهای شخصی‌سازی جامع‌تری مانند ارزش مادام‌العمر مصرف کننده، ارزش وفاداری، تجربه خرید و مصرف و سایر معیارهای مبتنی بر بازده مصرف کننده، توسعه و بررسی شود (پپرز و راجرز[۶]، ۱۹۹۳). بااین‌حال، آن‌ها فقط مراحل اولیه را تشکیل می‌دهند و برای توسعه روش‌های بهتر و عملی‌تر برای اندازه‌گیری تأثیرات شخصی‌سازی، کار بیشتری لازم است.

مرحله ۶: تنظیم استراتژی شخصی‌سازی. سرانجام، پس از اندازه‌گیری تأثیر شخصی‌سازی، می‌توان از این معیارها برای بهبود احتمالی در هر ۵ مرحله دیگر فرایند شخصی‌سازی استفاده کرد. اگر ما از نتایج اندازه‌گیری راضی نیستیم، باید علل این عملکرد ضعیف را شناسایی کرده و برخی از روش‌های قبلی را که مربوط به ۵ مرحله قبلی فرایند شخصی‌سازی است، بر اساس حلقه‌های بازخورد ارائه شده در **شکل ۶** تنظیم کنیم.

اگر این بازخورد به‌درستی در روند شخصی‌سازی ادغام شود، کیفیت تعاملات با مصرف کنندگان منفرد، همان‌طور که با معیارهای فوق‌الذکر اندازه‌گیری می‌شود، باید با گذشت زمان رشد کند و منجر به چرخه فاضل شخصی‌سازی شود. در صورت دستیابی به این چرخه فضیلت[۷]، شخصی‌سازی به فرایندی قدرتمند برای ارائه ارزش روزافزون به سهامداران تبدیل می‌شود.

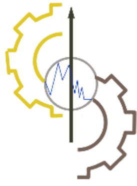
نقطه مقابل چرخه فضیلت، روند شخصی‌سازی است (ادوماویشس و تازیلین، ۲۰۰۵a) این اتفاق زمانی رخ می‌دهد که معیارهای رضایتمندی مصرف کننده با گذشت زمان کاهش می‌یابد یا زمانی که سیستم نمی‌تواند خود را با محیط تغییر دهد. درهرصورت، مصرف کنندگان چنانچه از سیستم‌های شخصی‌سازی ناامید شوند دیگر استفاده از آن را متوقف می‌کنند. اثر شخصی‌سازی تا حد زیادی مسئول شکست برخی از پروژه‌های شخصی‌سازی است؛ بنابراین یکی از چالش‌های اصلی شخصی‌سازی، توانایی دستیابی به چرخه فضیلت شخصی‌سازی و نیفتادن در دام غیرشخصی سازی است.

۲-۴- ورودی‌های سیستم‌های توصیه کننده

ورودی سیستم‌های توصیه کننده بستگی به نوع الگوریتم فیلترینگ دارد. ورودی متعلق به یکی از دسته‌های زیر است:

---

[1] Pull
[2] Push
[3] Passive
[4] Schafer et al.
[5] Herlocker et al.
[6] Peppers and Rogers
[7] Virtuous cycle



۱. رتبه‌بندی (همچنین رأی هم نامیده می‌شود) که نظرات کاربران در مورد آیتم‌ها را بیان می‌کند. رتبه‌بندی به‌طورمعمول توسط کاربر ارائه می‌شود و از یک مقیاس عددی مشخص (مثل ۱ بد تا ۵ عالی) تبعیت می‌کند. طرح رتبه‌بندی معمول به صورت باینری (دوتایی) است که تنها صفر و یک داده می‌شود. رتبه‌بندی‌ها می‌تواند به‌طور ضمنی از طریق تاریخچه خرید کاربران، گزارش وب، بازدیدهای *hyper-link*، عادت‌های مرورگر یا انواع دیگر الگوهای دسترسی جمع‌آوری شود.

۲. داده‌های جمعیت شناختی *Demographic* که اطلاعات مربوط به سن، جنسیت و آموزش کاربران اشاره دارد. این نوع داده‌ها معمولاً به‌سختی به دست می‌آید. معمولاً به صورت صریح از طریق کاربران جمع‌آوری می‌شود.

۳. داده‌های محتوا که بر مبنای تجزیه‌وتحلیل محتوای آیتم‌های رتبه‌بندی شده به‌وسیله کاربر است. ویژگی‌های استخراج شده از طریق این تجزیه‌وتحلیل به‌عنوان ورودی به الگوریتم فیلترینگ برای به دست آوردن پروفایل کاربر استفاده می‌شود (لامپراپولاس و تشیرینتزیس[1]، ۲۰۱۵).

۳-۴- خروجی‌های سیستم‌های توصیه‌کننده

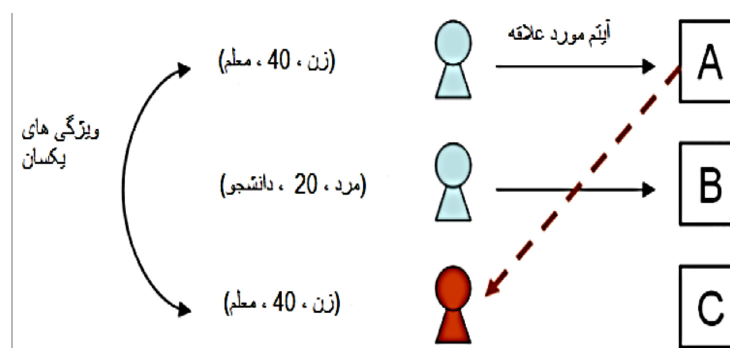
خروجی سیستم‌های توصیه کننده می‌تواند یک پیش‌بینی یا یک توصیه باشد.

- پیش‌بینی به‌عنوان یک مقدار عددی بیان می‌شود، $R_{a.j} = R(u_a. i_j)$، که نشان‌دهنده پیش‌بینی نظر کاربر فعال u_a از آیتم i_j است. این مقدار پیش‌بینی شده لزوماً باید با یک مقیاس عددی یکسان باشد (مثلاً: ۱ بد تا ۵ عالی) به‌عنوان ورودی با اشاره به نظراتی که در ابتدا توسط کاربر فعال u_a ارائه شده است. این فرم از خروجی *RS* به‌عنوان امتیازدهی فردی شناخته می‌شود.
- توصیه به‌عنوان یک لیست از N آیتم بیان می‌شود که $N \leq n$، انتظار داریم کاربر فعال مشابه بیشترین آن باشد. رویکرد معمول در این مورد نیازمند لیستی است شامل آیتم‌هایی که کاربر فعال قبلاً خریداری نکرده است یا مشاهده و رتبه‌بندی ننموده است. این فرم از خروجی *RS* به‌عنوان توصیه *Top-N* یا رتبه‌بندی امتیاز شناخته می‌شود.

۴-۴- روش مبتنی بر داده‌های شخصی

اگر داده‌های رفتاری قابل دسترس نباشد، روش‌های مبتنی بر داده‌های شخصی راه مناسبی برای تخصیص کاربران در گروه‌ها هستند. پایه اصلی این روش‌ها بر این فرض استوار است که افراد با ویژگی‌های مشترک (همچون سن، جنسیت، سطح درآمد و ...)، ارجحیت‌های مشترکی را به اشتراک می‌گذارند. به‌این‌ترتیب، این روش‌ها ارجحیت‌های کاربر را مورد تحلیل قرار داده و پیشنهادهایی مبتنی بر اطلاعات شخصی کاربر ارائه می‌دهند.

در ترکیب با روش‌هایی که از مسئله شروع سرد رنج می‌برند این روش به‌عنوان مکمل استراتژی پیشنهاد، قادر به پیشنهادهای ارزشمندی است (قیاسی[2]، ۲۰۱۲).



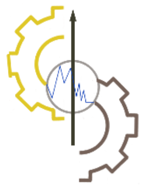
شکل ۸- روش مبتنی بر داده‌های شخصی (قیاسی، ۲۰۱۲).
Figure 8- Personal data-based method (Qiasi, 2012).

---

[1] Lampropoulos and Tsihrintzis
[2] Ghiyasi

نقاط قوت:

- عدم وجود مسئله شروع سرد: به دلیل اینکه این روش نیازمند حجم بالایی از سوابق امتیازهای کاربر برای ارائه پیشنهاد نیست.
- مستقل از دامنه: به دلیل اینکه هیچ دانشی درباره آیتم و ویژگی های آن مورد نیاز نیست.
- پیشنهاد آیتم‌های غیرمنتظره: این روش قادر به پیشنهاد آیتم‌هایی است که کاربر قبلاً نسبت به آن‌ها آگاهی نداشته است.
- پیاده‌سازی سریع و آسان: پیاده‌سازی سیستم‌های پالایش مبتنی بر داده‌های شخصی سریع و آسان است.
- اجرای سریع و آسان: برای ایجاد فرضیه‌ها بر پایه مشاهده‌های محدود این روش بسیار سریع و آسان عمل می‌نماید.



نقاط ضعف:

- جمع‌آوری اطلاعات: اطلاعات شخصی کاربران باید در گفت‌وگو با آن‌ها جمع‌آوری‌شده و در پروفایل آن‌ها ذخیره گردد. به دست آوردن این اطلاعات به‌خصوص زمانی که ویژگی‌های بسیاری مورد نیاز است، با توجه به اینکه کاربران مایل به اشتراک حجم بالای اطلاعات شخصی خود نیستند و همچنین نسبت به حفظ حریم خصوصی خود حساس هستند، بسیار دشوار است.
- اطلاعات ناکافی (مسئله پراکندگی): عدم وجود اطلاعات کافی مانع از ارائه‌ی پیشنهادهای مناسب به کاربر می¬گردد.
- ارائه پیشنهادهای عمومی: سیستم¬های پالایش مبتنی بر داده‌های شخصی سعی دارد آیتم¬های مشابه با آیتم‌های مورد علاقه افراد با پروفایل مشابه با کاربر هدف را پیشنهاد نمایند؛ که این امر منجر به پیشنهادهای بیش‌ازحد عمومی می‌شود.
- مسئله کاربر غیرعادی: زمانی که سوابق امتیازدهی کاربر خاص کمکی به شناسایی مجموعه‌ای از کاربران مشابه ننماید این مشکل بروز می‌نماید. این افراد به دلیل اینکه نظراتشان نه به‌طور مداوم موافق با اعضای گروه است نه مخالف، از سیستم پیشنهاد دهنده بهره‌ای نمی‌برند و به‌ندرت پیشنهادهای دقیقی دریافت می‌دارند.
- عدم انعطاف‌پذیری: امکان تغییر پروفایل کاربر وجود ندارد.

۵-۴- معیارهای ارزیابی سیستم‌های توصیه کننده

پس از ایجاد مدل، ارزیابی یکی از جنبه‌های کلیدی در سیستم‌های توصیه کننده است. برای این منظور ابتدا مدل پیش‌بینی روی مجموعه داده آموزش ایجاد شده، پارامترهای لازم همچون، اندازه همسایگی تعیین می‌شود. سپس مدل پیشنهادی بر روی مجموعه داده‌ی آزمون با پارامترهای تعیین شده در مرحله ساخت مدل ارزیابی می‌شود.

الف) معیارهای صحت پیش‌بینی: این معیارها نزدیک بودن مقدار پیش‌بینی شده برای امتیازهای کاربران بر روی آیتم‌ها به میزان واقعی این امتیازها را می‌سنجد. مهم‌ترین و رایج‌ترین معیار در این زمینه میانگین خطای مطلق است. میانگین خطای مطلق (MAE)، میانگین خطای امتیازهای واقعی کاربر در مقابل امتیازهای پیش‌بینی‌شده کاربر در یک پیش‌بینی اختصاصی است که با استفاده از معادله زیر قابل محاسبه است:

$$\text{میانگین خطای مطلق} = \frac{\sum_{u,i}\left|Pr_{u,i} - r_{u,i}\right|}{U \times I}.$$

که در آن $Pr_{u,i}$ امتیاز پیش بینی شده و $r_{u,i}$ امتیاز واقعی کاربر است. U و I تعداد کل کاربران و آیتم‌ها در مجموعه آزمون است.

معیار صحت پیش‌بینی دیگر میانگین خطای مربعات ریشه ($RMSE$[1]) است که به صورت زیر تعریف می‌شود:

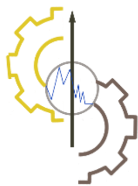
$$\text{میانگین خطای مربعات ریشه} = \sqrt{\frac{\sum_{u,i}\left(Pr_{u,i} - r_{u,i}\right)^2}{U \times I}}.$$

ب) معیارهای صحت لیست پیشنهاد: این معیارها میزان توانایی سیستم در طبقه‌بندی و تمییز درست آیتم‌هایی که مورد علاقه کاربر بوده‌اند

[1] Root Mean Squared Error (RMSE)

نوراحمدی و صادقی / مدیریت نوآوری و راهبردهای عملیاتی، دوره ۳، شماره ۱، بهار ۱۴۰۱، صفحه: ۳۱-۱۲

و آیتم‌هایی که مورد علاقه وی نبوده‌اند را می‌سنجند. مهم‌ترین معیارهای این دسته که به‌طور گسترده مورد استفاده است، دقت[1] و فراخوانی *F-Measure* هستند.



دقت نسبت آیتم‌های مورد علاقه پیشنهاد شده توسط پیشنهاد دهنده به تعداد کل آیتم‌های پیشنهاد شده است:

$$\text{میزان دقت} = \frac{TP}{TP + FP}.$$

و میزان یادآوری[2] نسبت آیتم‌های مورد علاقه پیشنهاد شده به تعداد آیتم‌های مورد علاقه است:

$$\text{میزان یادآوری} = \frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP} + \mathrm{FN}}.$$

در این روابط *TP*، آیتم مورد علاقه پیشنهادی به کاربر است، *FN* آیتم مورد علاقه‌ای است که پیشنهاد نشده است و *FP* آیتم مورد علاقه‌ای است که به کاربر پیشنهاد شده است.

در هر دو معیار دقت و فراخوانی مقدار بالا نشان دهنده صحت بالای پیش‌بینی است. بااین‌وجود، اغلب این دو معیار در تناقض با هم هستند، زیرا با افزایش اندازه لیست پیشنهاد فراخوانی افزایش یافته اما دقت کاهش می‌یابد؛ بنابراین برای ارزیابی کیفیت معیار استاندارد سنجه *F-Measure F* به‌عنوان یک معیار واحد پیشنهاد شده است. این معیار ترکیب متوازن و وزن دهی شده دقت و فراخوانی است که عددی بین صفر و یک تولید می‌کند که با استفاده از رابطه زیر به دست می‌آید (قیاسی، ۲۰۱۲):

$$F \ \text{سنجه} = \frac{2 * \text{میزان دقت} * \text{میزان یادآوری}}{\text{میزان دقت} + \text{میزان یادآوری}}.$$

۴-۶- چالش‌های سیستم‌های توصیه کننده

شخصی‌سازی در سیستم‌های توصیه کننده ایجاد گزینه‌های سفارشی مطابق با ترجیحات کاربران و مشتریان بر اساس رفتار افراد و حوزه اطلاعات است. گرایش رفتاری انسان به دامنه‌های مختلف متفاوت است. در ادامه به کاربرد انواع مختلف سیستم‌های توصیه کننده در حوزه‌های مختلف برای ارائه پیشنهادات شخصی شده پرداخته شده است.

تغییر تنظیمات کاربر: سیستم توصیه عمدتاً بر اساس علایق و پروفایل (مشخصات) کاربر است. جاذبه و تنظیمات کاربر پس از مدتی تغییر می‌یابد، تغییر تنظیمات کاربر یکی از چالش‌های اصلی در سیستم توصیه می‌باشد (رشید و همکاران[3]، ۲۰۰۲).

پراکندگی: تعداد زیادی از کاربران و آیتم‌هایی (*item*) وجود دارد، اما تقریباً همیشه کاربران فقط چند آیتم را رتبه‌بندی می‌کنند. تکنیک‌های سیستم توصیه، پروفایل‌هایی نزدیک به علایق کاربران خود ایجاد می‌نماید. اگر کاربر فقط تعداد آیتم‌های کمی را انتخاب کرده باشد خیلی سخت می‌شود به سلیقه او دست پیدا کرد و شاید پروفایلی به اشتباه برای کاربر توصیه نماید. پراکندگی مسئله‌ای است که به دلیل کمبود اطلاعات ایجاد می‌شود (چن و همکاران[4]، ۲۰۱۱؛ جین و همکاران[5]، ۲۰۱۵؛ سارورار[6]، ۲۰۰۱).

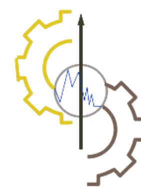
مقیاس‌پذیری: با افزایش تعداد کاربران و آیتم‌ها، سیستم نیاز به منابع بیشتری برای پردازش و ارائه توصیه‌ها را دارد (سارورار، ۲۰۰۱؛ سارورار و همکاران[7]، ۲۰۰۰؛ جین و همکاران، ۲۰۱۵؛ غضنفر و پروگل[8]، ۲۰۱۰).

مترادف: مترادف احتمال آیتم‌های بسیار نزدیکی است که نام‌ها و ورودی‌های مشابهی دارند. بیشتر سیستم‌های توصیه به سختی می‌توانند بین آیتم‌هایی مانند لباس نوزاد و لباس کودک تمایز قائل شوند (سارورار، ۲۰۰۰).

---

[1] Precision
[2] Recall
[3] Rashid et al.
[4] Chen et al.
[5] Jain et al.
[6] Sarwar
[7] Sarwar et al.
[8] Ghazanfar and Prugel-Bennett

حریم خصوصی: برای دریافت دقیق‌ترین و درست‌ترین توصیه‌ها، سیستم باید بیشترین اطلاعات ممکن را از کاربر دریافت نماید، شامل داده‌های جمعیت شناختی، اطلاعات مربوط به مکان یک کاربر خاص (پاتل و همکاران، ۲۰۱۷؛ جین و همکاران، ۲۰۱۵؛ جکمنز و همکاران[1]، ۲۰۱۳؛ راماکریشنان و همکاران[2]، ۲۰۰۱).



شروع سرد: شروع سرد اشاره به وضعیتی رایج در بسیاری از زمینه‌های کاربردی در سیستم‌های توصیه دارد. کاربر اشاره به موقعیتی دارد که اطلاعات کمی در مورد ترجیحات کاربری که در مورد او توصیه صورت می‌گیرد داریم؛ *item cold-start* بدین معنی است که یک توصیه جدید آیتم (به‌عنوان‌مثال مقاله) اضافه شده است که هنوز توسط افراد مورد بررسی قرار نگرفته است. مشکل *sparsity* داده‌ها اغلب با این مسئله مرتبط می‌باشد و به‌ویژه برای رویکردهای فیلترینگ مشارکتی رخ می‌دهد: (جین و همکاران، ۲۰۱۵؛ لیکا و همکاران[3]، ۲۰۱۴؛ کریمی و همکاران[4]، ۲۰۱۸).

۷-۴- حوزه‌های مختلف کاربرد سیستم‌های توصیه کننده در شخصی‌سازی

شخصی‌سازی در سیستم‌های توصیه کننده ایجاد گزینه‌های سفارشی مطابق با ترجیحات کاربران و مشتریان بر اساس رفتار افراد و حوزه اطلاعات است. گرایش رفتاری انسان به دامنه‌های مختلف متفاوت است. در جدول زیر به کاربرد انواع مختلف سیستم‌های توصیه کننده در حوزه‌های مختلف برای ارائه پیشنهادات شخصی‌شده پرداخته شده است.

جدول ۳- حوزه‌های مختلف کاربرد سیستم‌های توصیه کننده برای شخصی‌سازی.

Table 3- Different areas of application of recommener systems for personalization.

حوزه	نوع فیلترینگ	خصوصیات حوزه
موسیقی	مبتنی بر محتوا[5]، مشارکتی، مبتنی بر متن[6]	چندمعنایی، مترادف، تکرار موسیقی، احساس شنونده، زمان، مکان و رویداد.
ویدئو	مبتنی بر محتوا، مشارکتی، مبتنی بر متن، ترکیبی	مقیاس‌گذاری و تازه بودن فیلم‌های پخش آنلاین، توالی فیلم، ارزش‌گذاری تجاری، ابزار بازاریابی هدفمند، احساس کاربر، زمان، مکان و همراه.
محصولات	مشارکتی، ترکیبی	رشد سریع تعداد مشتریان و محصولات، محصولات خریداری‌شده با هم محصولاتی که مکرراً خریداری شده، اقتصادی، فراوانی و قیمت محصولات.
توریسم	مبتنی بر محتوا، مشارکتی، مبتنی بر متن	افرادی که به صورت گروهی سفر می‌کنند، مکان محور، تأثیر بازاریابی دهان‌به‌دهان، ارتباط مکانی جغرافیایی نزدیک، نظم در تحریک انسان.
شبکه‌های اجتماعی	مبتنی بر محتوا، مشارکتی، مبتنی بر متن	نگرش، ذائقه، سبک زندگی، نزدیکی جغرافیایی، تازگی، محبوبیت.
اخبار	مشارکتی، مبتنی بر متن، ترکیبی	حجم، نوسانات، ماندگاری کوتاه، ویژگی‌های توالی زمانی خواندن مقاله خبری، محل اخبار، سن مقاله‌های خبری.
یادگیری الکترونیک	مبتنی بر محتوا، مبتنی بر متن، مشارکتی	ظرفیت حافظه یادگیرنده، سبک یادگیری، سطح دانش یادگیرنده، توالی پویا مطالب یادگیری، همه جا، ظرفیت حافظه یادگیرنده.
رستوران	مبتنی بر متن، ترکیبی	شرایط آب و هوایی، همراه، تازگی، سلامتی شخصی، محدودیت زمانی.

*منبع: (تندرال و ویلیامی[7]، ۲۰۱۸).

[1] Jeckmans et al.
[2] Ramakrishnan et al.
[3] Lika et al.
[4] Karimi et al.
[5] Content Based
[6] Context Based
[7] Thendral and Valliyammai

۵- نتیجه‌گیری

سیستم‌های توصیه کننده ابزارهای نرم‌افزاری و تکنیک‌هایی هستند که به کاربران آیتم‌هایی که ممکن است نیاز داشته باشند یا بتوانند از آن استفاده کنند را معرفی می‌کند. یکی از عواملی که ارتباط زیادی با سیستم‌های توصیه کننده مرتبط است این است که بتوانیم توصیه‌هایی متناسب با تیپ شخصیتی افراد به آن ارائه بدهیم. شناخت مشتریان و ارائه پیشنهادات سرمایه‌گذاری شخصی به آن‌ها، یک جنبه ضروری از یک استراتژی مشورتی سودمند و مؤثر است. همان‌گونه که مطرح شد سیستم‌های توصیه کننده و سیستم‌های شخصی‌سازی زمینه‌های بسیار بزرگ فعال و تحقیق را تشکیل می‌دهند. اگرچه هنوز این سیستم‌ها نسبتاً جدید هستند ولی در دهه اخیر توسعه بسیار خوبی نموده‌اند. بخش مهمی از سیستم‌های توصیه کننده را فرایند شخصی‌سازی تشکیل می‌دهد. ادغام سیستم‌های توصیه کننده در روند شخصی‌سازی نیاز به مطالعات گسترده‌ای دارد و یک موضوع مهم تحقیقاتی است. سیستم توصیه‌کننده هم به ارائه‌دهنده و هم به مصرف‌کننده ارزش می‌دهد. در محیط خدمات تحت وب مانند فروشگاه‌های آنلاین، اجاره فیلم، اخبار و آموزش الکترونیکی، ارائه دهنده خدمات شخصی-سازی شده را به مصرف کننده ارائه می‌دهد، اعتماد وی را افزایش می‌دهد و همچنین محصولات را با استفاده از سیستم‌های توصیه کننده ترغیب و تبلیغ می‌کند. همچنین سیستم‌های توصیه کننده به مصرف کننده کمک می‌کند تا مجموعه انتخاب‌های خود را از لیست فراوان محدود کرده و همچنین به شناسایی آیتم‌های جدید مورد او علاقه کمک کند.

در این پژوهش با استفاده از روش نگاشت علم به بررسی سیستم‌های توصیه کننده در حوزه شخصی‌سازی پرداخته‌شده است. در بخش دوم، نتایج پیاده‌سازی این روش که با استفاده از کتابخانه *bibliometrix* استخراج شده بود، ارائه گردید. روش نگاشت علم به‌تدریج در همه‌ی حوزه‌های علمی گسترش‌یافته و با تکیه‌بر معرفی یک فرایند، مروری کلی از پژوهش‌های انجام‌شده ارائه می‌دهد. این مرور که به‌صورت نظام‌مند، شفاف و تکرارپذیر است بر اساس اندازه‌گیری آماری علم، متخصصان و فعالیت‌های علمی را معرفی می‌کند (آریا و کیوکیرالدو، ۲۰۱۷). بحث شخصی‌سازی سیستم‌های توصیه کننده می‌تواند برای حوزه موسیقی، ویدئو، فروش محصول، گردشگری، شبکه اجتماعی، اخبار، آموزش الکترونیکی و رستوران ارائه مطرح شود؛ بنابراین در این پژوهش ضمن تعریف سیستم‌های توصیه کننده و دسته‌بندی آن، به تعریف مفهوم شخصی‌سازی پرداخته شد. انواع مختلف شخصی‌سازی شامل، ارائه دهنده محور، مصرف کننده محور و بازار محور ارائه گردید. سپس به معرفی شش مرحله شخصی‌سازی پرداخته شد و در گام بعدی ورودی و خروجی‌های یک سیستم توصیه کننده و چالش‌هایی که هر سیستم توصیه کننده‌ای امکان دارد با آن مواجه گردد، بیان شده و در نهایت معیارهای ارزیابی این‌گونه سیستم‌ها، بیان گردید.

تعارض با منافع

هیچ تضادی در منافع در مورد انتشار این نسخه وجود ندارد، همه نویسندگان، نسخه نهایی ارسال‌شده را مشاهده و تأیید کرده‌اند.

منابع

Adomavicius, G., & Tuzhilin, A. (2001). Using data mining methods to build customer profiles. *Computer*, *34*(2), 74-82. DOI: 10.1109/2.901170

Adomavicius, G., & Tuzhilin, A. (2002). An architecture of e-Butler: a consumer-centric online personalization system. *International journal of computational intelligence and applications*, *2*(03), 313-327. https://doi.org/10.1142/S1469026802000658

Adomavicius, G., & Tuzhilin, A. (2005 a). Personalization technologies: a process-oriented perspective. *Communications of the ACM*, *48*(10), 83-90. https://doi.org/10.1145/1089107.1089109

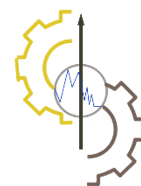
Adomavicius, G., & Tuzhilin, A. (2005b). Toward the next generation of recommender systems: a survey of the state-of-the-art and possible extensions. *IEEE transactions on knowledge and data engineering*, *17*(6), 734-749. DOI: 10.1109/TKDE.2005.99

Adomavicius, G., Huang, Z., & Tuzhilin, A. (2008). Personalization and recommender systems. In *state-of-the-art decision-making tools in the information-intensive age* (pp. 55-107). INFORMS. https://doi.org/10.1287/educ.1080.0044

Adomavicius, G., Sankaranarayanan, R., Sen, S., & Tuzhilin, A. (2005). Incorporating contextual information in recommender systems using a multidimensional approach. *ACM transactions on information systems (TOIS)*, *23*(1), 103-145. https://doi.org/10.1145/1055709.1055714

Adomavicius, G., Tuzhilin, A., & Zheng, R. (2011). REQUEST: a query language for customizing recommendations. *Information systems research*, *22*(1), 99-117.

Antoniou, G., & Van Harmelen, F. (2004). Web ontology language: Owl. In *Handbook on ontologies* (pp. 67-92). Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-24750-0_4



Aria, M., & Cuccurullo, C. (2017). Bibliometrix: an R-tool for comprehensive science mapping analysis. *Journal of informetrics*, *11*(4), 959-975. https://doi.org/10.1016/j.joi.2017.08.007

Augstein, M., & Neumayr, T. (2019). 3. Automated personalization of input methods and processes. In *Personalized human-computer interaction* (pp. 67-102). De Gruyter Oldenbourg.

Börner, K., Chen, C., & Boyack, K. W. (2003). Visualizing knowledge domains. *Annual review of information science and technology*, *37*(1), 179-255. https://doi.org/10.1002/aris.1440370106

Briner, R. B., & Denyer, D. (2012). Systematic review and evidence synthesis as a practice and scholarship tool. *Handbook of evidence-based management: companies, classrooms and research*, 112-129.

Broadus, R. N. (1987). Toward a definition of “bibliometrics”. *Scientometrics*, *12*(5-6), 373-379. https://doi.org/10.1007/BF02016680

Burger, J. M. (2010). *Personality*. Cengage Learning.

Cantador, I., Fernández-Tobías, I., & Bellogín, A. (2013). Relating personality types with user preferences in multiple entertainment domains. *CEUR workshop proceedings*. Shlomo Berkovsky. http://hdl.handle.net/10486/665398

Chausson, O. (2010). *Assessing the impact of gender and personality on film preferences*. Retrieved from https://www.semanticscholar.org/paper/Assessing-The-Impact-Of-Gender-And-Personality-On-Ersonality/682f92a3deedbed883b7fb7faac0f4f29fa46877

Chen, Y., Wu, C., Xie, M., & Guo, X. (2011). Solving the sparsity problem in recommender systems using association retrieval. *Journal of computers*, *6*(9), 1896-1902. DOI:10.4304/jcp.6.9.1896-1902

Choudhary, V., Ghose, A., Mukhopadhyay, T., & Rajan, U. (2005). Personalized pricing and quality differentiation. *Management science*, *51*(7), 1120-1130. https://doi.org/10.1287/mnsc.1050.0383

Cobo, M. J., López‐Herrera, A. G., Herrera‐Viedma, E., & Herrera, F. (2011). Science mapping software tools: review, analysis, and cooperative study among tools. *Journal of the American society for information science and technology*, *62*(7), 1382-1402. https://doi.org/10.1002/asi.21525

Crane, D. (1972). *Invisible colleges; diffusion of knowledge in scientific communities*. University of Chicago Press.

De Campos, L. M., Fernández-Luna, J. M., Huete, J. F., & Rueda-Morales, M. A. (2010). Combining content-based and collaborative recommendations: a hybrid approach based on Bayesian networks. *International journal of approximate reasoning*, *51*(7), 785-799. https://doi.org/10.1016/j.ijar.2010.04.001

Fernández-Tobías, I., Braunhofer, M., Elahi, M., Ricci, F., & Cantador, I. (2016). Alleviating the new user problem in collaborative filtering by exploiting personality information. *User modeling and user-adapted interaction*, *26*(2), 221-255. https://doi.org/10.1007/s11257-016-9172-z

Ghazanfar, M. A., & Prugel-Bennett, A. (2010, January). A scalable, accurate hybrid recommender system. *2010 third international conference on knowledge discovery and data mining* (pp. 94-98). IEEE. DOI: 10.1109/WKDD.2010.117

Ghiyasi, R. (2012). *Designing a proposing system for managing the sending of money* (Master Thesis, Qom University). (**In Persian**). Retrived from https://tm.balagh.ir/payannameh/12986

Goldenberg, D., Kofman, K., Albert, J., Mizrachi, S., Horowitz, A., & Teinemaa, I. (2021, March). Personalization in practice: methods and applications. *Proceedings of the 14th ACM international conference on web search and data mining* (pp. 1123-1126). https://doi.org/10.1145/3437963.3441657

Gorgoglione, M., Palmisano, C., & Tuzhilin, A. (2006, December). Personalization in context: does context matter when building personalized customer models?. *Sixth international conference on data mining (ICDM'06)* (pp. 222-231). IEEE. DOI: 10.1109/ICDM.2006.125

Hagen, P., Manning, H., & Souza, R. (1999). *Smart personalization, forrester research*. Cambridge, MA.

Herlocker, J. L., Konstan, J. A., Terveen, L. G., & Riedl, J. T. (2004). Evaluating collaborative filtering recommender systems. *ACM transactions on information systems (TOIS)*, *22*(1), 5-53. https://doi.org/10.1145/963770.963772

Hu, R., & Pu, P. (2011, October). Enhancing collaborative filtering systems with personality information. *Proceedings of the fifth ACM conference on recommender systems* (pp. 197-204). Association for Computing Machinery, New York. https://doi.org/10.1145/2043932.2043969

Jain, S., Grover, A., Thakur, P. S., & Choudhary, S. K. (2015, May). Trends, problems and solutions of recommender system. *International conference on computing, communication & automation* (pp. 955-958). IEEE. DOI: 10.1109/CCAA.2015.7148534

Jeckmans, A. J., Beye, M., Erkin, Z., Hartel, P., Lagendijk, R. L., & Tang, Q. (2013). Privacy in recommender systems. In *Social media retrieval* (pp. 263-281). Springer, London. https://doi.org/10.1007/978-1-4471-4555-4_12

John, O. P., & Srivastava, S. (1999). *The big-five trait taxonomy: history, measurement, and theoretical perspectives* (Vol. 2, pp. 102-138). Berkeley: University of California.

Karimi, M., Jannach, D., & Jugovac, M. (2018). News recommender systems–survey and roads ahead. *Information processing & management*, *54*(6), 1203-1227. https://doi.org/10.1016/j.ipm.2018.04.008

Kimball, R. (1996). *The data warehouse toolkit: practical techniques for building dimensional data warehouses*. John Wiley & Sons, Inc.

Lampropoulos, A. S., & Tsihrintzis, G. A. (2015). *Machine learning paradigms, applications in recommender systems*. Springer Cham.

Lika, B., Kolomvatsos, K., & Hadjiefthymiades, S. (2014). Facing the cold start problem in recommender systems. *Expert systems with applications*, *41*(4), 2065-2073. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.09.005

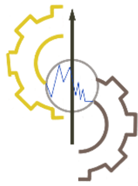
Liu, B., & Tuzhilin, A. (2008). Managing large collections of data mining models. *Communications of the ACM*, *51*(2), 85-89. https://doi.org/10.1145/1314215.1314230

Murthi, B. P. S., & Sarkar, S. (2003). The role of the management sciences in research on personalization. *Management science*, *49*(10), 1344-1362. https://doi.org/10.1287/mnsc.49.10.1344.17313

Nunes, M. A. S., & Hu, R. (2012, September). Personality-based recommender systems: an overview. *Proceedings of the sixth ACM conference on recommender systems* (pp. 5-6). Association for Computing Machinery, New York. https://doi.org/10.1145/2365952.2365957

Patel, B., Desai, P., & Panchal, U. (2017, March). Methods of recommender system: A review. *2017 international conference on innovations in information, embedded and communication systems (ICIIECS)* (pp. 1-4). IEEE. DOI: 10.1109/ICIIECS.2017.8275856

Peppers, D., & Rogers, M. (1993). *The one to one future: building relationships one customer at a time*. New York: Currency Doubleday.



Pereira, N., & Varma, S. L. (2019). Financial planning recommendation system using content-based collaborative and demographic filtering. In *Smart innovations in communication and computational sciences* (pp. 141-151). Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-10-8968-8_12

Pritchard, A. (1969). Statistical bibliography or bibliometrics. *Journal of documentation*, *25*(4), 348-349.

Qiu, F., & Cho, J. (2006, May). Automatic identification of user interest for personalized search. *Proceedings of the 15th international conference on world wide web* (pp. 727-736). Association for Computing Machinery, New York. https://doi.org/10.1145/1135777.1135883

Ramakrishnan, N., Keller, B. J., Mirza, B. J., Grama, A. Y., & Karypis, G. (2001). *When being weak is brave: privacy in recommender systems*. Available at https://arxiv.org/abs/cs/0105028

Rashid, A. M., Albert, I., Cosley, D., Lam, S. K., McNee, S. M., Konstan, J. A., & Riedl, J. (2002, January). Getting to know you: learning new user preferences in recommender systems. *Proceedings of the 7th international conference on intelligent user interfaces* (pp. 127-134). Association for Computing Machinery, New York. https://doi.org/10.1145/502716.502737

Rentfrow, P. J., & Gosling, S. D. (2003). The do re mi's of everyday life: the structure and personality correlates of music preferences. *Journal of personality and social psychology*, *84*(6), 1236-1256. https://doi.org/10.1037/0022-3514.84.6.1236

Ricci, F., Rokach, L., & Shapira, B. (2011). Introduction to recommender systems handbook. In *Recommender systems handbook* (pp. 1-35). Springer, Boston, MA. https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3_1

Riecken, D. (2000). Introduction: personalized views of personalization. *Communications of the ACM*, *43*(8), 26-28. https://doi.org/10.1145/345124.345133

Rousseau, D. M. (Ed.). (2012). *The oxford handbook of evidence-based management*. Oxford University Press.

Sarwar, B. M. (2001). *Sparsity, scalability, and distribution in recommender systems*. University of Minnesota.

Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J., & Riedl, J. (2000). *Application of dimensionality reduction in recommender system-a case study*. Minnesota univ Minneapolis dept of computer science. DOI: 10.21236/ada439541

Schafer, J. B., Konstan, J. A., & Riedl, J. (2001). E-commerce recommendation applications. *Data mining and knowledge discovery*, *5*(1), 115-153. https://doi.org/10.1023/A:1009804230409

Schein, A. I., Popescul, A., Ungar, L. H., & Pennock, D. M. (2002, August). Methods and metrics for cold-start recommendations. *Proceedings of the 25th annual international ACM SIGIR conference on research and development in information retrieval* (pp. 253-260). Association for Computing Machinery, New York. https://doi.org/10.1145/564376.564421

Sheth, A., Bertram, C., Avant, D., Hammond, B., Kochut, K., & Warke, Y. (2002). Semantic content management for enterprises and the web. *IEEE internet computing*, *6*(4), 80-87.

Surprenant, C. F., & Solomon, M. R. (1987). Predictability and personalization in the service encounter. *Journal of marketing*, *51*(2), 86-96. https://doi.org/10.2307/1251131

Taqwa, M. R. & Abdollahi, H. (2014). Investigating the effect of five major personality factors on emotional intelligence and organizational improvement, management studies (improvement). *Management studies (improvement and transformation)*, *22*(72), 48-23. (**In Persian**). https://jmsd.atu.ac.ir/article_208.html

Tatiana, K., & Mikhail, M. (2018). Market basket analysis of heterogeneous data sources for recommendation system improvement. *Procedia computer science*, *136*, 246–254. https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.08.263

Thendral, S. E., & Valliyammai, C. (2018). Understanding personalization of recommender system: a domain perspective. *International journal of applied engineering research*, *13*(15), 12422-12428.

Vesanen, J., & Raulas, M. (2006). Building bridges for personalization: a process model for marketing. *Journal of interactive marketing*, *20*(1), 5-20. https://doi.org/10.1002/dir.20052

Zarei Matin, H. (2009). *Advanced organizational behavior management*. Agah Publication. (**In Persian**). https://www.gisoom.com/book/1630170

Zibriczky12, D. (2016). Recommender systems meet finance: a literature review. *Proceedings of the 2nd International Workshop on Personalization and Recommender Systems in Financial Services*. Conference conducted at the meeting of CEUR Workshop Proceedings, Bari, Italy.

Zupic, I., & Čater, T. (2015). Bibliometric methods in management and organization. *Organizational research methods*, *18*(3), 429-472. DOI: 10.1177/1094428114562629